

从管理信息系统到情报智能体：重塑科技情报工作范式*

刘细文^{1,2} 孙蒙鸽^{1,2} 付芸^{1*}

1 中国科学院文献情报中心 北京 100190

2 中国科学院大学经济与管理学院信息资源管理系 北京 100049

摘要: [目的/意义] 探讨智能体 (Agent) 技术在科技情报工作中的适配性与演进路径, 回应情报工作日益增长的智能化和认知化需求。[方法/过程] 基于智能体功能演进、能力分级与实践模式, 系统总结其在科研与情报工作中的落地规律, 结合情报学理论范式与技术演化趋势, 重点剖析从管理信息系统 (Management Information System, MIS) 到情报分析系统 (Intelligence System, IS) 再到情报智能体 (Documentation and Information Service Agent, DIS Agent) 的演化路径及其引发的情报工作模式重塑。[结果/结论] 研究发现, 智能体以多模态感知、流程化执行和多智能体集群化协作等能力, 推动情报工作从基于管理信息系统的“信息管理平台”向“动态认知服务体系”跃迁, 预示着情报智能体时代的到来。与此同时, 情报工作者的角色也由“全流程主导”转型为“任务意图设定者”和“过程质量监督者”, 显著增强了任务的适配性、执行力和智能化水平。

关键词: 情报智能体、管理信息系统、人-多智能体协同、科技情报工作、新范式

分类号: TP18; G35

引言

随着大语言模型 (Large Language Models, LLMs) 和多智能体协作等人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 技术的快速演进, 以Auto-GPT[†]、BabyAGI[‡]、MetaGPT^[1]等为代表的智能体技术, 正逐步成为多领域任务适配与自主执行的关键路径。智能体以“感知—认知—执行”的闭环能力, 实现了从单一工具型系统向多智能体集群化、分布式协作的跃迁, 不仅推动科研流程的自动化与智能化, 更在情报工作中展现出前所未有的适配潜力。

基于对情报智能体的构建^[2, 3], 本文从智能体技术的发展演化出发, 系统梳理其在科研与情报领域的实践路径与能力跃迁, 剖析智能体如何由信息管理型工具演化为集成化、协作化的“智能合作者”。在此基础上, 进一步探讨情报工作模式随之发生的深刻变革, 概括其核心特征与未来发展趋势。本文通过对智能体技术与情报工作之间契合演进逻辑的系统阐释, 力图为“情报智能体”时代的情报工作转型提供理论支撑。

* 本文系国家社会科学基金重大项目“数智转型背景下智能情报关键技术应用研究” (23&ZD228) 研究成果之一。

作者简介: 刘细文, 中国科学院文献情报中心主任, 研究员, 博士生导师, liuxw@mail.las.ac.cn; 孙蒙鸽, 博士研究生; 付芸, 通讯作者, 馆员, 博士, fuy@mail.las.ac.cn。

[†] <https://github.com/Significant-Gravitas/AutoGPT>

[‡] <https://github.com/yoheinakajima/babyagi>

1 智能体的理论基础与能力跃迁

在AI快速演进的浪潮中，智能体正逐渐成为实现任务自动化和智能化的核心技术手段。本章将系统梳理智能体的概念源流、功能特征与能力演进，明确其在“感知—认知—执行”的连续反馈循环中实现从单一功能向复杂任务建构的能力跃迁，为后文关于情报服务系统适配性和跨领域泛化能力的分析提供理论基础。

1.1 智能体的概念与理论源流

在AI技术研发中，智能体通常被界定为具备感知环境、决策处理与行为执行能力的自主计算系统，其核心目标是实现预设任务或效用最优化^[4]。这一定义突出了“感知—认知—执行”的闭环结构，彰显了智能体区别于一般信息技术应用系统的三大特征：目标导向性、自主性与环境适应性。

从理论层面看，智能体的概念植根于哲学的目的论与意志自主性，也深受现代AI技术的影响。亚里士多德的目的论认为，行动是有意识地通向目标的过程^[5]，康德的“意志自主性”阐述了个体行为的内在动机^[6]，图灵在其“模仿游戏”中引入通过交互验证智能的视角，要求实现AI在环境适应中的动态调整能力^[7]。1956年达特茅斯会议正式确立了AI研究议程，为智能体的学科化发展奠定了基础^[4]。

1.2 智能体的功能属性与分类体系

为系统描述智能体的能力边界，研究人员提出了多维属性与类型模型。Wooldridge 和 Jennings 提出的智能体四维模型：自主性（Autonomy）、反应性（Reactivity）、主动性（Proactiveness）与社会性（Sociality）^[8]，成为刻画智能体能力的理论基础。随着大模型的广泛应用，研究人员进一步引入可学习性、任务泛化性与长期记忆管理等新指标^[9]。这些指标被纳入多智能体系统的性能测试，揭示了当前系统在复杂任务中仍面临泛化能力弱、上下文保持困难等边界问题^[10]。

在类型划分方面，陆汝钤等^[11]依据结构复杂性与能力特征，将智能体划分为六类：被动型、反应型、BDI（Belief-Desire-Intention）型、社会型、可演化型与人格型。该分类体系揭示了智能体从低阶行为响应到高阶类人认知模型的能力跃迁。其中，BDI 智能体模型在复杂计划生成与意图建模中具备显著优势，成为认识多模态智能体系统的重要依据^[12]。

近年来，智能体研究正从静态的功能分类转向任务适配与动态能力的组合。例如，AgentVerse 系统^[13]通过模块化组合与能力迁移实现多智能体的协作执行；OpenAGI 框架^[14]融合任务图机制与角色分配策略，提升了系统的分工效率与任务弹性；多智能体行为图谱建模方法^[15]，进一步支持任务调度与复杂行为的优化。这些研究推动智能体从结构刻画迈向动态行为适配，增强了其跨环境、跨任务的实际可用性。

1.3 智能体的发展阶段与能力分级

智能体能力的演进并非简单的技术堆叠，而是其在“感知—认知—执行”闭环中的自主性

与适应性的不断增强。学界通常将智能体发展分为三个阶段：第一阶段是以MYCIN、DENDRAL等为代表的规则驱动型系统，依赖人工知识库，局限于封闭领域^[16]；第二阶段是以AlphaGo和OpenAI Five为代表的学习驱动型系统，借助强化学习等方法实现动态环境下的策略优化^[17]；第三阶段是Auto-GPT、CAMEL、ReAct等闭环执行型智能体，基于大模型，已能完成任务分解、工具链调用与多轮交互，展现更高层次的自适应和动态交互能力^[18]。这一发展路径不仅彰显了智能体从受人工控制到自主执行任务的能力跃迁，也为智能体能力的系统化分级奠定了基础。

为此，AI界构建了L1-L4能力分级模型^[19, 20]（见图 1），用于衡量从工具调用（L1）到多轮状态追踪与策略自我调整（L4）的能力跃迁。尽管当前LLMs-based系统在任务持久性与泛化能力方面仍面临瓶颈，AgentBench等测试^[10]显示，智能体已初步具备多轮上下文保持、反思性输出与弱闭环执行等原型特征，预示着向更高层次自主任务系统演化的潜力。

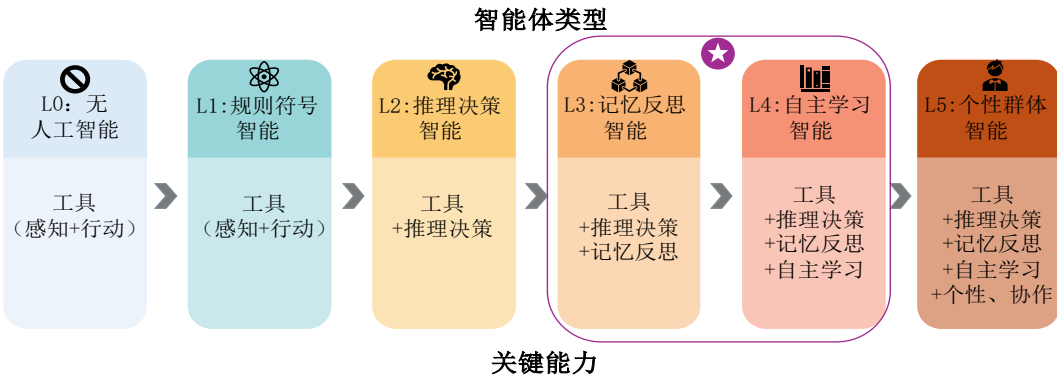


图 1 智能体能力层级

从整体趋势看，智能体正由模块式工具向集群化、任务驱动的“任务引擎”架构演进。随着GPT-4^[21]，PaLM 2^[22]，Claude 3[§]等大模型平台的广泛部署，智能体已具备多模态感知、上下文理解与跨领域适配的能力，为“具身智能体”与“自驱型智能体”等新一代范式奠定了基础^[9]。这也为后文对情报智能体的形态特征与在情报工作中的适配性分析，提供了坚实的技术与认知支撑。

2 智能体系统的技术实现机制

智能体系统正从单一模块驱动向跨模态、跨环境的融合架构演进。李飞飞等^[23]提出的多模态Agent AI框架，清晰呈现了“感知—认知—执行—交互”机制在虚拟与物理环境中的集成路径。其中，“感知—认知—执行”构成智能体的核心闭环，交互作为外部接口，反映了多源数据驱动下智能体系统的整体跃迁趋势，整体结构见图 2。基于此，本文从系统架构、关键能力支撑与协同机制三个维度进行分析。

[§] <https://claude.ai/login#features>

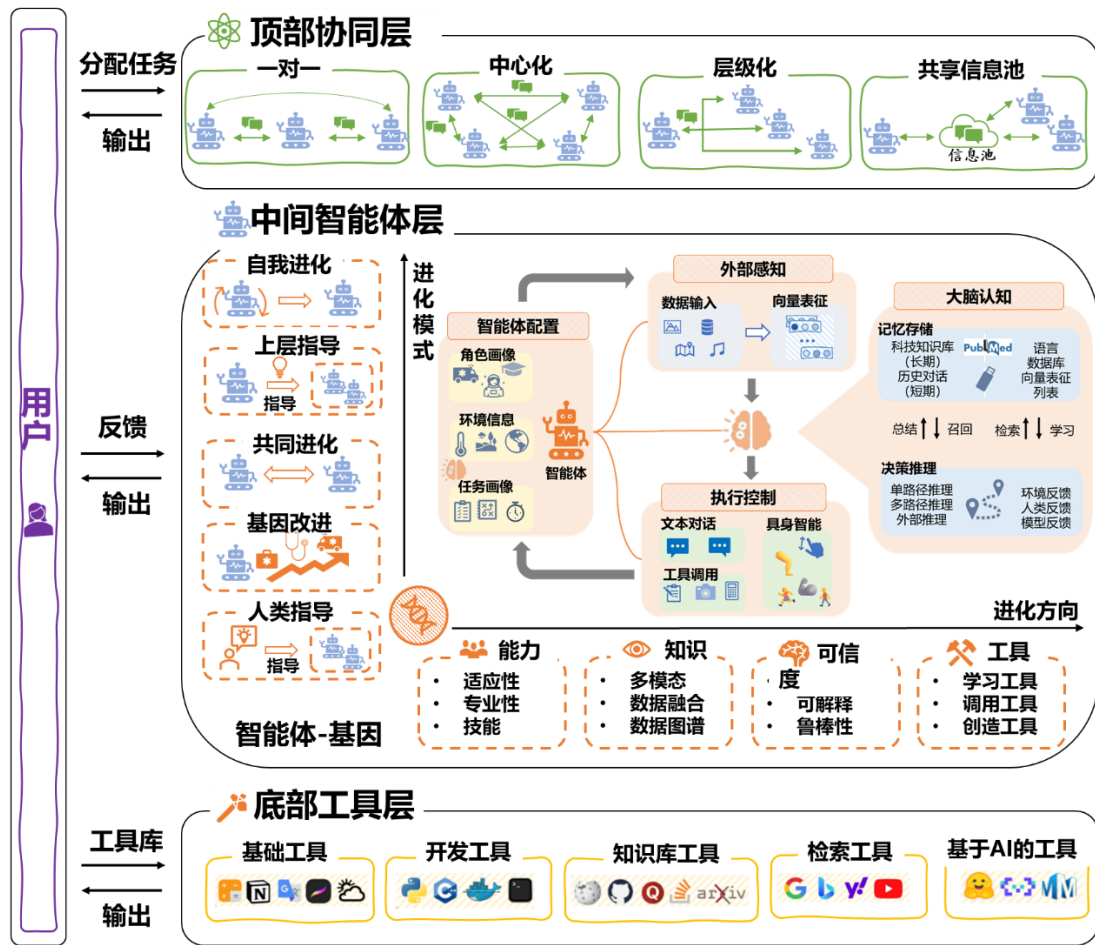


图 2 智能体结构^[2]

2.1 智能体系统架构与交互机制

智能体的闭环能力依托于模块化架构与动态交互机制。主流系统普遍采用分层结构，划分为感知、认知和执行控制模块，以支持多模态输入与复杂任务下的稳定运行^[24]。感知层通过Transformer等架构整合文本、图像、音频等多源数据，实现语义建模与环境适配。典型如Voyager系统，能将自然语言指令与环境状态整合到统一的表示空间，增强了上下文交互能力^[25]。

认知层以LLMs为核心，承担任务理解、子目标生成和推理链路的构建。ReAct框架展示了基于自然语言的计划生成与因果推理^[18]。执行层则通过API调度和工具调用，将语言计划转化为具体操作。Plan-and-Act框架在执行前后进行解耦^[26]，并结合上下文缓冲机制，显著提升了多轮任务的执行稳定性与追踪能力^[27]。

总体来看，“感知—认知—执行”三层架构已在OpenAgents^[28]、AgentVerse^[13]与ChatDev^[29]等开源平台得到工程化验证。这些平台以大语言模型为调度核心，配合工具接口与状态管理，初步实现了从指令理解到操作执行再到结果追踪的连续任务流。虽仍在多轮状态管理与执行稳定性上面临挑战，但已展现出智能体任务化运行的雏形。

2.2 LLMs 驱动的关键能力支撑

LLMs 作为智能体中枢引擎，重塑了其行为生成和规划范式。与依赖规则模板的传统系统不同，LLMs 可通过自然语言的深度语义解析与结构化映射，直接生成目标结构与执行路径。Plan-and-Act^[26]、Auto-GPT^[30] 等系统表明，LLMs 驱动的智能体具备自主生成子任务树、调用外部工具并完成任务链式执行的能力。

LLMs 还显著增强了智能体的反馈响应与策略调整能力。依托记忆机制和上下文扩展，智能体能在多轮任务中追踪任务状态、生成反思性输出，初步展现出“语言驱动的行为学习”^[9]。链式思维（Chain-of-Thought）推理与接口调用的集成^[31]，进一步促成了“目标—策略—执行—反馈”闭环模式的形成。AgentBench^[10] 的测试也表明，具备动态规划与工具调度能力的 LLMs-Agent 在复杂任务中的表现明显优于单一 LLM。

此外，LLMs 的预训练知识迁移能力，使智能体在面对未见任务时具备跨任务泛化与零样本执行潜力，标志着其正从定制化工具系统向自主任务化执行体演进。

2.3 多智能体协同运行的技术基础

面对复杂任务的多维度挑战，单体智能体的局限逐步显现，催生了多智能体系统（Multi-Agent System, MAS）的发展^[32]。MAS 通过角色分工、信息共享与任务调度，实现复杂任务的分布式协作^[33]。其通常借助任务图（Task Graph）机制动态映射全局任务，支持多任务并发与上下文弹性。CAMEL 系统在科研写作中通过多角色分工提升了生成效率^[15]，OpenAGI 框架则利用图结构优化了任务依赖与上下文衔接^[14]。现代平台还通过结构化消息传递与上下文共享（如 Multi-Agent Debate Framework）实现了博弈式多轮交互^[34]。

在调度控制方面，MAS 需在集中式协调与分布式自治之间取得平衡。AgentVerse 引入轮询调度与动态权重调整强化一致性^[13]；MetaPolicy 基于强化学习实现资源动态优化^[35]；EvolveGraph 通过动态关系图推理提升群体智能体的适配性与可解释性^[36]。随着 LLMs 和多模态技术的融合，MAS 已在科研助理、城市治理等场景得到工程化验证，展现出更强的群体智能潜力。

2.4 技术瓶颈与应用适配性分析

尽管当前智能体系统在多模态融合、语言驱动控制与多智能体协作方面取得了显著进展，真正意义上的“任务闭环”仍未完全实现。复杂多轮任务中，智能体在上下文建模与任务追踪上存在不足，表现为上下文丢失、链路断裂与策略漂移等问题，影响执行的连贯性和自修复能力。同时，当前大多依赖 LLMs 的黑箱式接口调用，缺少细粒度状态感知与动态修正机制。多智能体协作虽已具备初步的分工与任务调度，但仍缺乏统一的上下文管理与高效通信协议，容易导致执行失效或偏差^[37]。

这些技术瓶颈限制了智能体系统从“工具集成”向真正“任务闭环”的跨越。未来，随着状态建模、跨智能体通信协议和多轮记忆机制的持续优化，智能体有望在多智能体协作、上下文保持和全链路一致性等方面取得突破，为更高层次的自主智能任务系统奠定基础。

3 智能体技术实践应用的路径与演进

随着智能体技术在科研等领域快速应用落地，智能体系统在能力层级、组织形态与任务适配方面，展现出由浅入深、逐步进化的路径。基于表 1 所示的四类典型系统，下面将分析其在科研任务中的具体特征与能力表现，并总结归纳智能体在应对跨领域复杂任务时的演进规律。

表 1 四类典型智能体实践应用系统

智能体类型	能力层级与角色定位	能力焦点	任务结构复杂度	任务控制方式	人机协作模式
感知—响应型系统	L1-L2：科研助手	初阶任务感知与即时反馈	简单	被动式响应	人类主导，智能体执行指令
规划—执行型系统	L3：科研合作者	目标理解与执行路径规划	中等	局部主动规划	人类与智能体共同完善任务
多智能体协作系统	L3-L4：科研合作群组	跨模块适配与分布式协作	高	协同策略主导	人类高层监督，智能体群体协作
闭环探索型系统	L4：科学家	自生成与自反馈能力	高	全局主动闭环控制	人类设定方向，智能体主导探索

3.1 感知—响应型智能体系统

作为智能体发展的起点，感知—响应型系统主要承担科研中的信息检索、内容分类和单轮问答等基础任务。其典型特征是“单轮输入—即时反馈”模式，智能体缺乏自主识别目标的能力，依赖外部指令驱动。核心能力模块包括输入解析、外部数据检索与响应生成。随着多模态感知和对话式检索模型的发展，这类系统正逐步向具备上下文保持与链式任务执行能力的方向演进。表 2 总结了该类系统的代表性实践。

表 2 感知—响应型智能体系统典型案例

智能体名称	应用功能	感知能力	响应能力	人类角色	智能体角色
DeepResearch ^[38]	多步骤科研信息检索与报告生成	文本提取、关键词匹配	综合多文献的多步骤研究报告生成	设定检索目标、筛选评估结果	信息搜集与初步整合
PaperQA ^[39]	文献检索增强的科研问答	外部知识库的多模态信息检索	检索增强生成驱动的高效回答	提问、结果筛选与追踪	检索与问答生成
LangGraph ^[40]	语义路径映射与跨文献检索透明化	图结构的语义建模	跨文献检索路径可视化、动态响应生成	任务提出与交互式探索	信息关系建模与反馈生成

3.2 规划—执行型智能体系统

此类系统在感知响应能力基础上，集成了任务规划器、工具调度器和动态反馈机制，具备将用户目标转化为可执行路径的能力。其典型能力包括：任务分解、工具调度和执行反馈，典型案例见表 3。尽管该类系统展现了对科研场景的较好适配，但仍面临三个主要瓶颈^[18, 41]：一是依赖静态LLM生成，缺乏动态多轮状态修正；二是执行链路较短，缺少跨阶段追踪与衔接；三是工具调度较为分散，状态管理不完善，易出现流程断裂。总体来看，它们是向闭环型Agent迈进的关键工程雏形。

表 3 规划—执行型智能体系统典型案例

案例名称	应用功能	规划能力	工具调度能力	人机协作模式
AutoDev ^[42]	代码生成与开发任务执行	基于LLM的自然语言任务分解	调用代码生成、调试工具	人类提供需求，智能体自主生成与调试代码
ChemCrow ^[43]	化学实验规划与模拟执行	整合化学数据库与知识，生成实验方案	自动推荐实验步骤、调用实验模拟工具	科学家定义实验目标，智能体规划并执行模拟
生物医学 AI Agent 系统 ^[44]	生命科学假设与实验设计支持	生成疾病假设，实验设计方案	调用生物信息学工具、控制实验平台	科学家设定问题，智能体生成实验路径并执行

3.3 多智能体协作型系统

伴随科研任务复杂度与跨学科融合的深化，多智能体系统（Multi-Agent system, MAS）逐步兴起。MAS 强调通过智能体的角色分工、动态通信与异构协作，形成高效的群体智能网络。其核心特征包括多角色化分工、信息共享与动态交互，典型案例见表 4。MAS 系统不仅支持复杂科研问题的跨模块适配，也为科研组织的群体化建模提供了新的可扩展模式。当前，协作一致性、语义对齐与执行稳定性仍是关键挑战，未来有望通过完善多智能体记忆机制与动态通信协议，进一步增强群体智能建模能力。

表 4 多智能体协作型系统典型案例

案例名称	应用领域	智能体角色	协作机制	协作结构	通信机制
GVIM 辅助系统 ^[45]	化学研究辅助	实验室主任、高级化学家等多角色	任务分配（主任主导）、群体讨论、用户反馈进化	层级化与分布式专家协作	智能体系统，Group Chat 传递信息
AGENTiGraph ^[46]	智能知识图谱交互	任务分类、概念提取等	各 Agent 基于 Prompt 工程独立处理，交互式查询整合	流水线式，Orchestration Layer 协调	知识图谱共享上下文，Prompt 工程串联信息
OpenAGI ^[14]	通用任务调度与研究	写作、搜索、推理等	动态任务分解，智能体分担子任务，基于上下文协作	异构多智能体网络，动态分配子任务	共享上下文池，任务图与 Prompt 流相结合

3.4 闭环探索型智能体系统

闭环探索型系统代表着智能体技术发展的高阶形态，具备从数据中主动挖掘新模式、形成科研假设并自我修正的能力。它体现了“感知—思考—假设—验证—学习”的全流程闭环，标志着从科研助手到“探索伙伴”的跃升。其核心能力在于任务自主分解与执行、动态状态跟踪与策略调整，以及跨轮次的自我修正机制。表 5 总结了该类系统的典型案例及其主要特征。尽管在稳定性与通用性仍有待突破，这类系统预示着智能体在科研知识发现和跨领域任务中的高级演化趋势。

表 5 闭环探索型智能体系统典型案例

案例名称	应用领域	数据来源	探索机制	人类角色
Auto-GPT ^[30]	通用任务探索	互联网公开信息、用户数据	任务分解、工具调用、短期记忆、自我提示	设定初始目标，监控过程，评估最终结果

DiscoveryBench ^[47]	科学假设生成	已发表论文、合成数据	结构化归纳推理生成假设	提供研究问题与数据，评估假设质量
HypoGeniC ^[48]	社会科学推理	新闻、评论、维基百科等	跨领域数据整合与归纳推理	评估假设的新颖性与可行性，设计后续验证方案

3.5 智能体技术实践应用的总结

通过对四类智能体系统在科研场景下的能力表现与任务适配方式的系统分析，智能体的应用呈现出四点关键特点。首先，“大模型—小场景”的融合趋势日益明显。LLMs 作为语义理解和推理生成的核心引擎，与细分场景工具的模块化组合，可以共同推动智能体的精准化与工程化落地。其次，从单体执行到集群协作的跃迁趋势愈发突出，多智能体系统通过角色分工、信息共享和任务图谱机制，显著增强了复杂科研任务中的群体智能水平与多目标执行能力，构建起更具韧性和弹性的科研支持网络。第三，人机协作的深化与多层次化日益凸显。智能体在不同层面扮演多元化角色，实现了从辅助检索到科学假设共创的人机分工与互补。各层级智能体均展现出与人类用户更紧密、分工更灵活的协作模式，成为科研探索中的“智能合作者”。最后，闭环能力的初步成型已在部分系统中得到验证。尽管仍存在泛化性与稳定性挑战，但闭环探索型智能体在任务自驱动、错误修复和策略演化等方面已初步具备“科学家型”智能体的原型能力，预示着科研知识发现与复杂任务支持体系的新形态。

综上，智能体技术在科研等复杂任务场景中的多样化应用路径与能力积累，不仅奠定了“情报智能体”的技术基础，也为分析情报智能体的形态特征与情报工作模式重塑提供了坚实的实践支撑。

4 科技情报工作范式转型：迈向情报智能体时代

随着智能体技术的加速发展及其实践应用的不断丰富，情报工作面临着深刻的转型机遇与挑战。本章将聚焦情报学及其实践演进脉络，系统分析情报工作在智能体技术推动下的转型逻辑与形态演化。

4.1 情报工作范式转型的理论基础

情报（Intelligence）作为问题导向型的认知成果，区别于一般信息的普遍性，具有时效性、针对性与决策价值^[49]。随着新技术的赋能，情报工作的这些特征愈加凸显，推动情报服务向智能化和认知型方向加速演进。

情报学发展形成了三种并行的研究范式：①以信息管理为核心，注重文献和数据的系统组织与公平服务；②以情报分析为核心，侧重于信息整合分析与战略支撑；③以交流传播为核心，强调学术知识的可见性与社会扩散。这三种范式长期共存。在AI与智能体技术的推动下，这三种研究范式正向跨领域融合方向演进，以细粒度分析导向、问题导向和认知导向为核心思想，指导构建基于数据-信息-知识-情报-智慧（DIKIW）的情报智能体生态^[2, 3]。

4.2 AI 技术驱动下的情报工作转型挑战

AI，特别是LLMs的快速发展，正在重塑情报工作的技术体系和组织模式。各国情报机构正积极探索AI在信息监测、语义分析和趋势推演等任务中的应用。美国情报高级研究计划局(The Intelligence Advanced Research Projects Activity, IARPA)发起的“FUSE”^[50]与“SMART”^[51]项目，验证了AI在多模态情报推理与复杂趋势识别方面的能力边界；美国国家地理空间情报局(National Geospatial-Intelligence Agency, NGA)提出了“GEOINT” AI战略^[52]，强调AI在地理信息解译与风险预判中的深度嵌入；美国智库“特别竞争研究计划”(Special Competitive Studies Project, SCSP)与澳大利亚战略政策研究所(Australian Strategic Policy Institute, ASPI)的联合报告^[53]指出，未来情报工作将由“人机混合”模式主导，AI将在异常检测与假设生成等环节扮演核心角色。全球情报机构正从模型微调与工具集成，逐步迈向组织结构和人才体系的重构，推动情报工作的智能化转型。

然而，AI驱动的情报系统仍面临诸多挑战，诸如幻觉生成、语义偏差、缺乏可解释性和状态不可追踪等问题，限制了其在复杂高风险任务中的可信度^[37]。对此，各国机构已引入可解释AI、责任归因和安全防护体系，以强化AI的可信性与人类监督。总体上，情报工作正从“人工决策支撑”向“人机协作型知识认知体系”转型，为情报智能体的发展奠定了现实基础。

4.3 情报系统的演化脉络与智能体转型必然性

回顾历史，情报系统始终伴随着技术革新而不断演进。管理信息系统(MIS)阶段，如MEDLARS^[54]等文献检索系统和DIALOG等信息检索平台，情报系统以“文献检索—信息管理”为核心，构建了以信息收集、存储和检索为重点的服务模式。此时，系统整体性强、功能相对单一，情报工作者是信息整合与检索的主导者。

情报分析系统(IS)阶段，情报工作从静态的信息检索转向动态的情报分析与战略支撑，形成了“情报分析—趋势预测—决策辅助”的分析型工作模式。如决策支持系统和各类情报研判平台，强调信息整合分析与问题导向型推演。但IS系统依旧以集成化、封闭式结构为主，模块间高度耦合，难以灵活适配和自由重构，无法像“智能体基因”般在不同任务中灵活嵌入、动态组合，形成可自适应演化的多智能体系统。

当前，LLMs与智能体技术的深度融合，情报系统正迈向“智能化—认知化—任务化”的智能决策新阶段。情报智能体(DIS Agent)以多模态感知、流程化执行和多智能体集群化协作为支撑，具备了模块化“智能体基因”式灵活组装与任务适配能力。这种新形态不仅让智能体具备跨模态、跨任务的广适性，还让各模块在“部分”层面具备了“整体化智能”能力，突破了传统IS系统的刚性限制。

更为关键的是，在DIS Agent系统中，情报工作人员的角色也随之转型：从全流程的单一主导者，演变为“任务意图设定者”和“过程质量监督者”。他们不再聚焦于信息收集与分析的操作层面，而是确定任务目标与质量标准，通过与多智能体集群的交互和反馈，推动

情报工作高效、精准、动态化地展开，形成全新的人机协同模式。图 3 直观呈现了从 MIS、IS 到 DIS Agent 的情报系统及工作模式演化脉络，揭示了不同阶段在系统架构、智能化水平和人机协作方式上的根本差异。

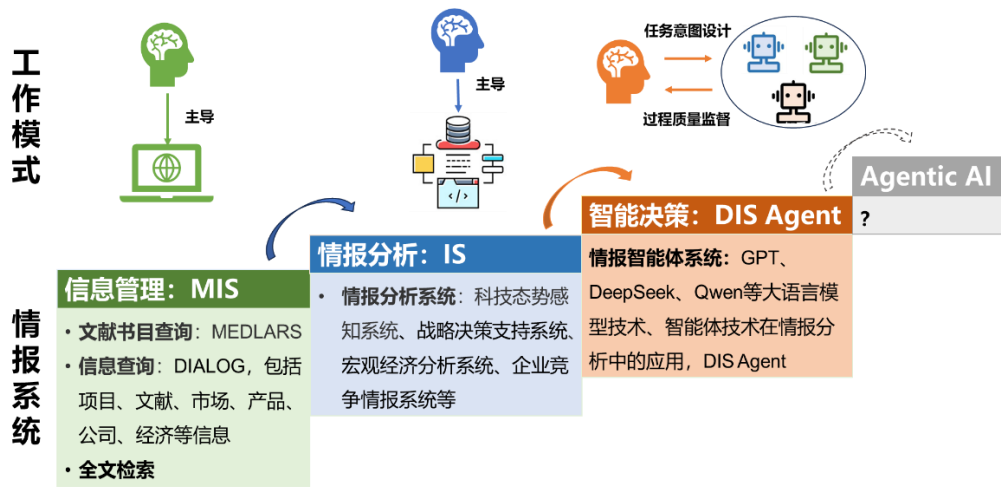


图 3 情报系统及工作模式演化脉络

综合来看，情报系统正从“信息管理”跃升到“自主认知”，推动情报体系由封闭型、文献型向灵活适配、主动交互的多智能体集群应用形态演进。这不仅是技术演进的自然延续，更是一次跨代跃升的必然趋势，预示着情报工作将自然过渡到“情报智能体”时代^[3]。面向未来，情报系统将以情报智能体生态为基础，构建具备自主能力和智能化演化潜力的 Agentic AI 应用生态，助推情报工作模式从“静态整合—单点分析”向“动态认知—智能协作”跃升。

4.4 情报智能体的核心特征与情报工作模式的重塑

情报智能体不仅是情报工作技术体系的延伸，更代表着一种全新的“科技情报工作新范式”。这一范式的核心特征，体现在三大方面：

首先，“智能体基因式”灵活组合与动态适配。情报智能体摆脱了过去 MIS 与 IS 阶段的封闭式集成局限，实现了模块化的“智能体基因”式灵活组合。它能够在多模态感知、任务规划、工具调用等方面，自主生成、动态适配与自我调节，使得情报服务具备了跨模态、跨任务的广泛适应性。

其次，多智能体集群化的深度协作与弹性组织。情报智能体强调群体智能与协作机制，通过多智能体在角色分工、语义共享与策略自适应中的深度耦合，形成灵活可重构的情报智能体集群。这种群体化、集群化的智能体系，使得情报工作模式从“单点—工具耦合”向“多智能体—智能协作”跃升，具备更高的系统弹性与智能化水平。

更重要的是，情报工作者角色的范式性重塑。在情报智能体阶段，情报工作者已从过去 MIS 中的信息整合者、IS 中的分析主导者，转型为“任务意图设定者”和“过程质量监督者”。他们的核心职责从具体的信息收集与分析，演变为对多智能体协作系统的宏观指导与战略耦合，聚焦于问题导向、任务目标设定以及最终成果的质量控制与综合判断。

综合来看，这一新范式可界定为：以“多智能体集群化协作”为技术支撑，以“任务型认知服务”为组织核心，融合“智能体基因式灵活组合”与“人-多智能体协同增益”^[3]的全新工作模式。它不仅突破了传统情报系统的刚性边界，实现了面向动态问题的智能化适配与闭环任务执行；更强化了情报服务的灵活性、泛化性与自主演化能力，推动情报工作从“信息管理平台”向“知识认知平台”迈进。

未来，如何在安全可控的前提下实现人-多智能体的最优协作，推动情报智能体的高质量演化与持续适配，将成为情报工作流程智能化升级的关键议题^[2]，也标志着科技情报工作新范式从理念走向实践的根本性转型。

5 总结与展望

本文系统梳理了智能体技术的发展脉络与能力跃迁，明确了其在科研及情报领域的多维适配路径与应用趋势。分析表明，智能体的演进不仅体现在技术体系的升级，更在于其通过多模态感知、动态规划和多智能体集群协作等能力，展现出更强的自主性与适应性，为情报智能体这一新型应用形态奠定了变革能力基础。情报智能体的出现，不仅是技术体系的更新，更代表着情报工作从以人为主导的信息组织和分析，向“任务型认知服务—多智能体集群化协作—人机共融式智能辅助”的新范式的根本性跃迁。

与MIS和IS时代的整体性、封闭式系统不同，情报智能体以“智能体基因式”模块化灵活组合为内核，能够在复杂多变的应用场景中实现自主化、动态化的智能适配。同时，情报工作者的角色也随之从信息的操作层面，转型为“任务意图设定者”和“过程质量监督者”，进一步强化了任务的问题导向性与认知增益。这一新范式，不仅提升了情报服务的执行效率和任务闭环能力，更重塑了科技情报工作在智能化时代的核心竞争力。

面向未来，情报智能体的崛起不仅是AI技术发展的自然延伸，更是推动情报工作体系重塑和跨代跃升的核心驱动力。如何在安全可控的前提下，实现人—多智能体的最优协作，持续优化多智能体集群能力，提升跨领域泛化水平，将是情报智能体高质量落地与智能化升级的关键议题。可以预见，情报智能体的广泛应用和持续演化，将为科技情报工作提供更强的智能化支撑，推动其从“工具耦合”向“智能协作”的新阶段不断迈进。

作者贡献说明/Author contributions

刘细文，提出研究问题和研究内容，设计研究框架，撰写、修改并审定论文。

孙蒙鸽，撰写及修改论文。

付芸，设计研究框架，构思、撰写、修改并审定论文。

参考文献

- [1] HONG S, ZHENG X, CHEN J, et al. Metagpt: Meta programming for multi-agent collaborative framework [J/OL]. arXiv, 2023. <https://arxiv.org/abs/2308.00352>.
- [2] 刘细文, 付芸, 孙蒙鸽. 驱动情报工作范式变革的情报智能体技术解构 [J]. 图书情报工作, 2025, 69(01): 4-15.
- [3] 刘细文, 付芸, 韦华楠. 情报智能体——面向“十五五”的科技情报工作新范式 [J]. 农业图书情报学报, 2025, 36(12): 20-34.
- [4] RUSSELL S J, NORVIG P. Artificial intelligence: a modern approach [M]. pearson, 2016.
- [5] ARISTOTLE. Nicomachean ethics [M]. ReadHowYouWant. com, 2006.
- [6] KANT I. Foundations of the Metaphysics of Morals [M]. Bobbs-Merrill, subsidiary of Sams, 1965.
- [7] TURING A M. Computing machinery and intelligence [M]. Springer, 2009.
- [8] WOOLDRIDGE M, JENNINGS N R. Intelligent agents: Theory and practice [J]. The knowledge engineering review, 1995, 10(2): 115-52.
- [9] SHINN N, CASSANO F, GOPINATH A, et al. Reflexion: Language agents with verbal reinforcement learning [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2023, 36: 8634-52.
- [10] LIU X, YU H, ZHANG H, et al. Agentbench: Evaluating llms as agents [J/OL]. arXiv, 2023. <https://arxiv.org/abs/2308.03688>.
- [11] 陆汝钤, 石纯一, 张松懋, et al. 面向 Agent 的常识知识库 [J]. 中国科学 E 辑: 技术科学, 2000, (05): 453-63.
- [12] DENNIS L, FISHER M, LINCOLN N, et al. Practical verification of decision-making in agent-based autonomous systems [J]. Automated Software Engineering, 2013, 23: 305-59.
- [13] CHEN W, SU Y, ZUO J, et al. AgentVerse: Facilitating Multi-Agent Collaboration and Exploring Emergent Behaviors [J/OL]. arXiv, 2023. <https://arxiv.org/abs/2308.10848>.
- [14] GE Y, HUA W, JI J, et al. OpenAGI: When LLM Meets Domain Experts [J/OL]. arXiv, 2023. <https://arxiv.org/abs/2304.04370>.
- [15] LI G, HAMMOUD H, ITANI H, et al. CAMEL: Communicative Agents for "Mind" Exploration of Large Language Model Societ [J/OL]. arXiv, 2023. <https://arxiv.org/abs/2303.17760>.
- [16] SHORTLIFFE E. Computer-based medical consultations: MYCIN [M]. Elsevier, 2012.
- [17] BAKER B, KANITSCHIEDER I, MARKOV T, et al. Emergent Tool Use From Multi-Agent Autocurricula [J/OL]. arXiv, 2019. <https://arxiv.org/abs/1909.07528>.
- [18] YAO S, ZHAO J, YU D, et al. ReAct: Synergizing Reasoning and Acting in Language Models [J/OL]. arXiv, 2022. <https://arxiv.org/abs/2210.03629>.
- [19] MORRIS M R, SOHL-DICKSTEIN J N, FIEDEL N, et al. Levels of AGI: Operationalizing Progress on the Path to AGI [J/OL]. arXiv, 2023. <https://arxiv.org/abs/2311.02462>.

- [20] HUANG Y. Levels of AI Agents: from Rules to Large Language Models [J/OL]. arXiv, 2024. <https://arxiv.org/abs/2405.06643>.
- [21] ACHIAM J, ADLER S, AGARWAL S, et al. Gpt-4 technical report [J/OL]. arXiv, 2023. <https://arxiv.org/abs/2303.08774>.
- [22] ANIL R, DAI A M, FIRAT O, et al. Palm 2 technical report [J/OL]. arXiv, 2023. <https://arxiv.org/abs/2305.10403>.
- [23] DURANTE Z, HUANG Q, WAKE N, et al. Agent ai: Surveying the horizons of multimodal interaction [J/OL]. arXiv, 2024. <https://arxiv.org/abs/2401.03568>.
- [24] GHALLAB M, NAU D S, TRAVERSO P. Automated Planning and Acting [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2016.
- [25] WANG G, XIE Y, JIANG Y, et al. Voyager: An Open-Ended Embodied Agent with Large Language Models [J]. Trans Mach Learn Res, 2023, 2024.
- [26] ERDOGAN L E, LEE N, KIM S, et al. Plan-and-act: Improving planning of agents for long-horizon tasks [J/OL]. arXiv, 2025. <https://arxiv.org/abs/2503.09572>.
- [27] HUANG T, BASU K, ABDELAZIZ I, et al. R2D2: Remembering, Reflecting and Dynamic Decision Making for Web Agents [J/OL]. arXiv, 2025. <https://arxiv.org/abs/2501.12485>.
- [28] XIE T, ZHOU F, CHENG Z, et al. Openagents: An open platform for language agents in the wild [J/OL]. arXiv, 2023. <https://arxiv.org/abs/2310.10634>.
- [29] QIAN C, LIU W, LIU H, et al. Chatdev: Communicative agents for software development [J/OL]. arXiv, 2023. <https://arxiv.org/abs/2307.07924>.
- [30] YANG H, YUE S, HE Y. Auto-gpt for online decision making: Benchmarks and additional opinions [J/OL]. arXiv, 2023. <https://arxiv.org/abs/2306.02224>.
- [31] WEI J, WANG X, SCHUURMANS D, et al. Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models [J]. Advances in neural information processing systems, 2022, 35: 24824-37.
- [32] STONE P, KAMINKA G, KRAUS S, et al. Ad hoc autonomous agent teams: Collaboration without pre-coordination [C]//proceedings of the Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, Atlanta, Georgia USA, 2010. <https://doi.org/10.1609/aaai.v24i1.7529>.
- [33] JENNINGS N R, SYCARA K, WOOLDRIDGE M. A roadmap of agent research and development [J]. Autonomous agents and multi-agent systems, 1998, 1: 7-38.
- [34] MA J, WANG C, RONG L, et al. Exploring multi-agent debate for zero-shot stance detection: A novel approach [J]. Applied Sciences, 2025, 15(9): 4612.
- [35] LI T, SHI D, JIN S, et al. Multi-Agent Hierarchical Graph Attention Actor–Critic Reinforcement Learning [J]. Entropy, 2024, 27(1): 4.
- [36] LI J, YANG F, TOMIZUKA M, et al. Evolvegraph: Multi-agent trajectory prediction with dynamic relational reasoning [J]. Advances in neural information processing systems, 2020, 33: 19783-94.
- [37] CEMRI M, PAN M Z, YANG S, et al. Why do multi-agent llm systems fail? [J/OL]. arXiv,

2025. <https://arxiv.org/abs/2503.13657>.
- [38] OPENAI. Introducing deep research [J/OL]. OPENAI, 2025, <https://openai.com/index/introducing-deep-research/>.
- [39] LÁLA J, O'DONOGHUE O, SHTEDRITSKI A, et al. Paperqa: Retrieval-augmented generative agent for scientific research [J/OL]. arXiv, 2023. <https://arxiv.org/abs/2312.07559>.
- [40] PINECONE. LangGraph and Research Agents [J/OL] 2024, <https://www.pinecone.io/learn/langgraph-research-agent/>.
- [41] SINGH I, BLUKIS V, MOUSAVIAN A, et al. Progprompt: Generating situated robot task plans using large language models [J/OL]. arXiv, 2023. <https://arxiv.org/abs/2209.11302>.
- [42] TUFANO M, AGARWAL A, JANG J, et al. AutoDev: Automated AI-driven development [J/OL]. arXiv, 2024. <https://arxiv.org/abs/2403.08299>.
- [43] BRAN A M, COX S, SCHILTER O, et al. Augmenting large language models with chemistry tools [J]. Nature Machine Intelligence, 2024, 6(5): 525-35.
- [44] GAO S, FANG A, HUANG Y, et al. Empowering biomedical discovery with AI agents [J]. Cell, 2024, 187(22): 6125-51.
- [45] MA K. AI agents in chemical research: GVIM—an intelligent research assistant system [J]. Digital Discovery, 2025, 4: 355-375.
- [46] ZHAO X, BLUM M, YANG R, et al. AGENTiGraph: An Interactive Knowledge Graph Platform for LLM-based Chatbots Utilizing Private Data [J/OL]. arXiv, 2024. <https://arxiv.org/abs/2410.11531>.
- [47] MAJUMDER B P, SURANA H, AGARWAL D, et al. Discoverybench: Towards data-driven discovery with large language models [J/OL]. arXiv, 2024. <https://arxiv.org/abs/2407.01725>.
- [48] ZHOU Y, LIU H, SRIVASTAVA T, et al. Hypothesis generation with large language models [J/OL]. arXiv, 2024. <https://arxiv.org/abs/2404.04326>.
- [49] 钱学森. 科技情报工作的科学技术 [J]. 情报学刊, 1983, 4.
- [50] IARPA. FUSE: Foresight and Understanding from Scientific Exposition [Z]. IARPA. 2010. [2025-05-25]. <https://www.iarpa.gov/research-programs/fuse>.
- [51] IARPA. SMART: Space-based Machine Automated Recognition Technique [Z]. IARPA. 2020. [2025-05-25]. <https://www.iarpa.gov/research-programs/smart>.
- [52] NGA. GEOINT Artificial Intelligence [Z]. NGA. 2017. [2025-05-25]. https://www.nga.mil/news/GEOINT_Artificial_Intelligence_.html.
- [53] ALEXANDRA C. The future of intelligence analysis: US-Australia project on AI and human machine teaming [R], 2024. [2025-05-25]. <https://www.aspi.org.au/report/the-future-of-intelligence-analysis-us-australia-project-on-ai-and-human-machine-teaming/>.
- [54] DEE C R. The development of the medical literature analysis and retrieval system (MEDLARS) [J]. Journal of the Medical Library Association: JMLA, 2007, 95(4): 416.

From MIS to DIS Agent: Reshaping the Paradigm of S&T Documentation and Information Service^{**}

LIU Xiwen^{1,2} SUN Mengge^{1,2} FU Yun^{1*}

(1 National Science Library, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2 Department of Information Resources Management, School of Economics and Management, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: [**Purpose/Significance**] This paper explores the adaptability and evolutionary trajectory of agent technology in the field of S&T documentation and information service (DIS), responding to the growing demand for intelligence-driven and cognitive-oriented capabilities in DIS work. [**Method/Process**] Based on the functional evolution, capability hierarchy, and practical application patterns of agents, the study systematically summarizes their deployment in scientific research and intelligence work. It integrates insights from theoretical paradigms and technological evolution trends, with a particular focus on analyzing the evolutionary path from Management Information Systems (MIS) to Intelligence Systems (IS) and finally to Documentation and Information Service Agents (DIS Agents), as well as the resulting transformation of DIS work modes. [**Result/Conclusion**] The findings reveal that agents—featuring multi-modal perception, process-driven execution, and multi-agent cluster collaboration—are propelling the transformation of DIS work from traditional “information management platforms” rooted in MIS toward a “dynamic cognitive service system,” heralding the advent of the DIS Agent era. Meanwhile, the role of DIS analysts has evolved from “full-process dominators” to “task intention definers” and “process quality supervisors,” significantly enhancing the adaptability, execution capacity, and intelligence level of DIS work.

Keywords: DIS Agent, management information systems (MIS), human-multi-agent synergy, S&T documentation and information service (DIS), new paradigm

^{**} This work is supported by Major Program of National Social Science Fund of China titled “Research on the Application of Key Technologies for Intelligent Information in the Context of Digital-Intelligent Transformation” (Grant No. 23&ZD228).

Author(s): LIU Xiwen, Director of National Science Library, Chinese Academy of Sciences, Researcher, Ph.D. Advisor, liuxw@mail.las.ac.cn; SUN Mengge, Ph.D. Candidate; FU Yun, Corresponding author, Librarian, Ph.D., fuy@mail.las.ac.cn.